

見えない状態変化の推定機構に基づく 観察学習とタスク再現

○長濱虎太郎 (信州大学) 山崎公俊 (信州大学)

1. 緒言

高度なプログラミング知識を持たないユーザが、家庭内でロボットへ簡易に日常タスクを教える方法として、ロボットによる観察学習技術 [1][2] が幅広いタスクへ応用可能となることが期待される。

観察学習における課題の一つは、観察すべき対象がロボット視点から見えなくなる状況への対応である。カメラ等の一般的なセンサで観察対象が観測できない状況は、例えばセンサの撮影範囲からのフレームアウトや、対象が他の物体に重なったり、他の物体へ入る場合 (図 1 (A)) にも発生する。一般に、道具を使った物体操作や複数物体操作中には、道具と物体や物体同士に、近接・接触等の相互作用が発生する。このため観察したい道具や物体が遮蔽されてしまうことが多い。一方で遮蔽されて見えないということ自体が、観察対象間の重要な関係を推定する手がかりとなる可能性もあると考えられる。

部分的な観察対象の遮蔽への対応としては、可視部分から残りの遮蔽部分を推測するように認識器を工夫して物体の位置姿勢を特定し、そこから物体同士の関係を推測する手法が考えられる。しかし、観察対象の完全な遮蔽やフレームアウト等の場合への対処法は未だ課題だと言えよう。

このような課題に対し、著者らは観測対象の遮蔽近傍時刻の状況を用いることで、見えない状態変化をも推定する手法“V-FES (Visual Hierarchy-based Function Estimator)”を提案した [3]。本研究では、ロボットへ複数の物体を動かすタスクを観察させ、遮蔽が発生するような状態を含む目標状態や物体の使い方などを推定させることで、ロボット自身へ再現時の状況に応じたタスク再現をさせる。この際、V-FESを用いて物体間の状態変化を推定させることで、これまでシミュレーション環境で評価実験をおこなってきた [4] V-FES の、実ロボットでの有効性を明らかにすることを目的とする。

2. 見えない状態変化・タスク目的・物体の 使い方を推定する機構 V-FES

本研究では、ロボットへ観察学習からタスクの目的と物体の使い方を獲得させるために、V-FESを用いる。V-FESは、複数物体間の視覚重畳関係と運動の随伴性を活用した状態変化の推定法 [5] を拡張し、観察対象が全く見えない時刻の状態をも、その前後の時刻の状態から補間して推定する手法である。

図 2 に、V-FES の概念図を示す。V-FES の入力は、二つの観察対象の検出結果、つまり検出された時刻と三次元位置のデータ列である。例えば LINE-MOD [6] のようなテンプレートマッチング法、マーカ検出法、色

や形状を用いた検出法などの出力を用いれば良い。V-FES では、観察対象の検出結果から計算された運動特徴のうち運動の有無・運動の随伴性・近接関係、そして視覚重畳関係を視覚特徴量として用い、それらを統合して観察対象間の状態変化を推定する。それにより物体の移動だけでなく、物体同士を重ねる状態変化、物体を物体に入れる状態変化、そして各々の状態で物体群を動かす運搬状態を推定するものである。

しかし、観察対象が検出できない時刻においては、これらの特徴量を直接計算することは難しいことから、いくつかの知識を用い、ある時刻の未知の特徴量を、他の種類の特徴量や他の時刻の特徴量から補間する点が V-FES の特徴となっている。

V-FES で特徴量の補間に用いる知識群 (図 2, K1 から K5) は、以下の通りである。

知識 K1: 観察対象同士が近づいた後に一方の対象しか検出されなくなった場合は、その後検出されるまでの間は片側遮蔽関係 (一方の物体が他方の物体を遮蔽する関係) だと推測する。

知識 K2: 片側遮蔽関係が発生した後に観察対象が両方検出されなくなった場合は、手前の観察対象の検出失敗だと推測する。

(A) Observational learning phase



(B) Images from the robot camera



(C) Result of the reproduction experiment

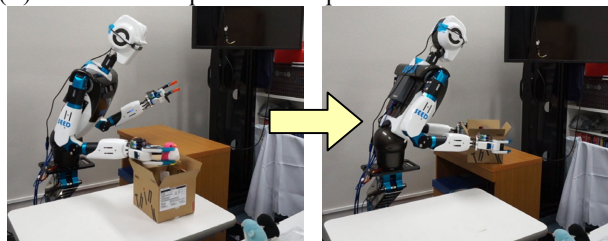


図 1 等身大人型ロボット Aero と見えない状態変化推定機構 V-FES を用いた観察学習・タスク再現実験

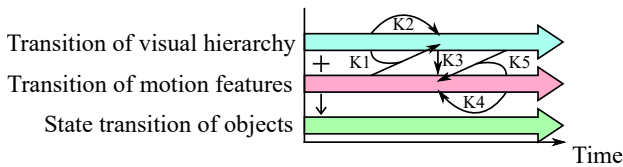


図2 V-FESにおける見えない観察対象の状態推定

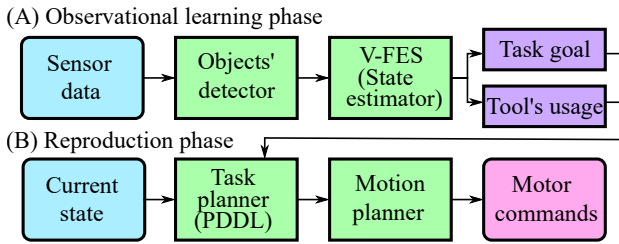


図3 V-FESを用いた観察学習・タスク再現システム

知識 K3: 観察対象同士が近接した後に片側遮蔽関係が発生した場合は、観察対象同士の近接関係は継続していると推測する。

知識 K4: 遮蔽されていない観察対象が検出されなくなっただけで、もう一度見えるようになった場合には、その間は観察対象の検出失敗であったとする。位置が変わっていれば停止、そうでなければ運動していたと推測する。

知識 K5: 観察対象 X が観察対象 Y を遮蔽している場合、観察対象 X が十分動いたときにも片側遮蔽関係が継続していれば、観察対象 Y は観察対象 X に随伴する運動をしてきたと推測する。

これらの知識を用いるための前提条件は、以下のよう整理される。

- 1) タスクに重要な状態変化をする観察対象は、ロボットが検出可能であること。
- 2) 観察対象が重要な見え隠れをする近くの時刻で、必ず観察対象は検出可能であること。
- 3) 二つの観察対象とロボットの観測点が一直線上に並んだ状態で、観察対象同士の距離が有意に変化しないこと。
- 4) 観察対象が検出されない間に、タスクに重要な状態変化がおこなわれないこと。

一般に教示者が何らかのタスクを教えたい場合、そのタスクに重要な状態変化は学習者へ見えるように注意を払うと考えられるため、上記の前提条件は自然に満たされると考えられる。V-FESにおける特徴量計算・状態推定の詳細に関しては、文献 [3] を参照されたい。

3. 観察学習・タスク再現システム

本研究では、V-FESを用いた観察学習法にタスク計画器を組み合わせ、観察したタスクを実ロボットで状況に応じて再現させるシステムを構築した。システム全体の流れを、図3に示す。

システムは(A)観察学習フェーズと、(B)タスク再現フェーズから成る。まず(A)観察学習フェーズでは、センサデータから観察対象の検出をおこない、V-FESの入力として用いる。V-FESの出力は、観察したタスクのゴール (Task goal) と、観察中に物体がどのように使われたか (Tool's usage) であり、タスク計画器 (Task planner) で利用可能な形式となっている。

次に (B) タスク再現フェーズでは、システムはタスクのゴールと物体の使われ方、現在の状況 (Current state) を入力として、タスク計画をおこなう。これはロボットの性質や再現時の状況により、タスク戦略を変更することで、観察したタスクを柔軟に再現するためである。本研究では、各状態と状態間で起こりうる遷移をシンボリックに表現し、初期状態から目標状態までの遷移方法を探索する STRIPS[7] タイプの計画器を用いてタスク計画をおこなうものとした。

V-FESによると、物体が物体に重なる、そして物体が物体に入り込む状態変化の認識が可能である。そこで本システムではタスクのゴールを表すために、場所を表す “at?” だけでなく、重なりを表す “on?”、そして包含関係を表す “in?” の述語 (predicates) を用いる。そして物体の使われ方としては、物体が他の物体を上に乗せて良いことを表す “can-be-used-as-mat?”、他の対象を中へ入れて良いことを表す “can-be-used-as-storage?” に加え、各々その状態で運んで良いことを表す “can-be-used-as-tray?” と “can-be-used-as-container?” の述語を用いるものとした。これにより、物体を何かに入れる、重ねる、運搬するといったタスクの再現が可能となる。

最終的にタスク計画結果は動作計画器に送られ、ロボットのモータ指令を生成して実機を動かすことで、状況に応じたタスク再現を可能とする構成となっている。

4. 等身大人型ロボットによる実験

著者らが開発している等身大人型ロボット Aero[8] (図1) を用い、提案システムの実ロボットでの有効性を検証した。実験に用いた Aero は、頭部にカラー距離カメラが搭載されており、8自由度双腕ユニットを含む26自由度を有する上半身と、前後・昇降移動機構を持つ下半身、そして全方位移動台車から構成されている。

まずシステムの観察学習フェーズを評価するため、以下の4通りのタスクを Aero へ観察させた。

タスク T1: 机の上のぬいぐるみを箱へ入れて、棚の上へ運ぶ (図1(A))。

タスク T2: 机の上のぬいぐるみと箱を、それぞれ棚の上へ運ぶ。

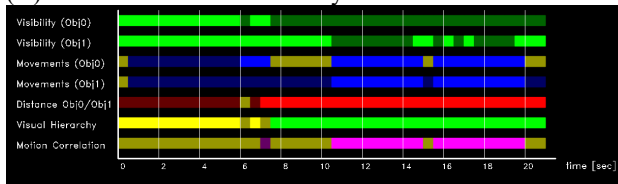
タスク T3: 机の上の皿を重ねて、棚の上へ運ぶ。

タスク T4: 机の上の皿を、それぞれ棚の上へ運ぶ。

このうちタスク T1・T2 ではぬいぐるみと箱を観察対象とし、T3・T4 では二枚の皿を観察対象とした。各々の観察対象は、カラー距離カメラから得られた点群を用い、色とサイズによって検出をおこなった。タスク T1 観察時のカメラのカラー画像を、図1(B)に示す。はじめは二つの観察対象ともに見えているが、ぬいぐるみは箱の中に入ると見えなくなり、箱も棚の上へ運ばれる途中で一時フレームアウトし見えなくなっている。

タスク T1 の観察対象の検出結果を入力とし、V-FES に視覚重畳関係と運動特徴を計算させた結果を図4(A)に示す。図中の各ラベルの示す意味は、図5の通りである。図によると、ぬいぐるみ (図中 Obj0) は途中の時刻までしか検出されておらず、箱 (図中 Obj1) も途中で検出されていない時刻がある。しかし、観察対象が検出できない時刻の状況を、2章で述べた知識群を用いて補間することで、途中からぬいぐるみが箱に遮

(A) States' transition estimated by V-FES



(B) Outputs of V-FES

```
* OBJECT0
AT TIME=5.5[sec], MOVED_FROM PLACE= TABLE,
AT TIME=7.5[sec], PUT INTO OBJECT1,
(AT TIME=10[sec], START being TRANSPORTED , by OBJECT1)
(AT TIME=15[sec], STOP being TRANSPORTED , by OBJECT1)
(AT TIME=15[sec], START being TRANSPORTED , by OBJECT1)
(AT TIME=20[sec], STOP being TRANSPORTED , by OBJECT1)
* OBJECT1
AT TIME=10[sec], MOVED_FROM PLACE= TABLE,
AT TIME=15[sec], MOVED_TO PLACE= SHELF,
(* OBJECT1 CAN BE USED AS STORAGE)
(* OBJECT1 CAN BE USED AS CONTAINER)
;; TASK GOAL:
(IN OBJECT0 OBJECT1)
(AT OBJECT1 SHELF)
```

図4 V-FESによる状態変化・タスク目的と物体の使われ方の推定結果

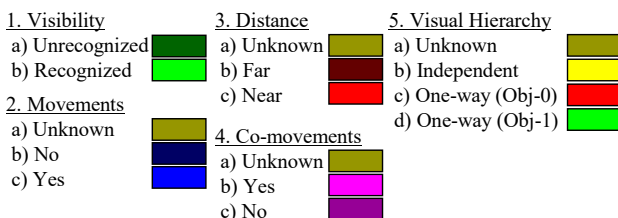


図5 V-FESによる状態変化推定結果の出力凡例 [3]

```
(HOLD AERO RED-PENGUIN ARM TABLE)
(PUT-INTO-OBJ AERO RED-PENGUIN ARM ORANGE-BOX TABLE)
(HOLD AERO ORANGE-BOX ARM TABLE)
(MOVE AERO TABLE SHELF)
(PLACE AERO ORANGE-BOX ARM SHELF)
```

図6 タスク再現のためのタスク計画結果

蔽されていること、さらに遮蔽を伴ったまま一緒に動かされていることが正しく推定できている。

図4 (B)には、各時刻に何が起こったかの推定結果と、V-FESから出力されたタスクのゴールおよび物体の使われ方を示す。これによると、ぬいぐるみ (OBJECT0) が箱 (OBJECT1) の中に入り (IN)、それらが棚 (SHELF) の上にある (AT) ことが正しく出力されている。また、観察した箱の中には物を入れて良いこと (CAN BE USED AS STORAGE)、そのまま運んで良いこと (同 CONTAINER) も、出力されていることが分かる。T2 から T4 においても同様に、正しい出力であることが確認できた。

この出力結果と、ぬいぐるみと箱が机の上にあるという初期状態を与え、タスク再現のためのタスク計画をおこなった結果を図6に、Aeroによるタスク再現実験結果を図1 (C)に示す。ロボットが可能動作と、観察された物体の使い方をを用いて、観察タスクを正しく再現できることが確認された。また T2 から T4 においても、初期状態に応じた正しいタスク計画がおこなえることが確認でき、実機における V-FES の有効性が明らかとなった。

5. 結言

本研究では、ロボットへ道具や複数物体を使った日常タスクを観察学習させる際に、観察対象が完全に見えなくなる状況に対応するための手法について述べ、実ロボットによる実験で有効性を評価した。本手法では、各々の観察対象の運動特徴と視覚重畳関係の推移を用い、それらを結びつけて遮蔽下にある対象の状態を補間し推定する機構“V-FES”を用いた。これにより、物体が物体に完全に重なる状況や、物体を道具に入れて運ぶような状況、さらに物体のフレームアウトを伴うような状況下での物体操作の観察学習をおこなうことが可能となり、等身大人型ロボットによるタスク再現実験により、本手法のロボット実機での有効性が明らかとなった。

謝辞

本研究の実験環境構築に尽力くださった、Aero 開発チームメンバーに感謝いたします。

参考文献

- [1] Y. Kuniyoshi, M. Inaba and H. Inoue: “Learning by Watching: Extracting Reusable Task Knowledge from Visual Observation of Human Performance,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 10, No. 6, pp. 799–822, 1994.
- [2] K. Ikeuchi and T. Suehiro: “Toward an Assembly Plan from Observation: Task Recognition With Polyhedral Objects,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 3, Issue. 3, pp. 368–385, 1993.
- [3] 長濱虎太郎, 三宅健司, 山崎裕俊, 矢口裕明, 岡田慧, 稲葉雅幸: “遮蔽近傍時刻を用いた見えない作用推定に基づく道具利用タスク学習法”, 第14回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会講演概要集, pp. 775–780, 2013.
- [4] 長濱虎太郎, 宗玄清宏, 土永将慶, 山本貴史, 矢口裕明, 稲葉雅幸: “生活支援ロボット HSR のための遮蔽情報推定に基づく片づけタスク視覚学習・計画法”, 第14回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会講演概要集, pp. 781–786, 2013.
- [5] K. Nagahama and K. Yamazaki and K. Okada and M. Inaba: “Hierarchical Estimation of Multiple Objects from Proximity Relationships Arising from Tool Manipulation,” *Proceedings of the 2012 IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 666–673, 2012.
- [6] S. Hinterstoisser, S. Holzer, C. Cagniard, S. Ilic, K. Konolige, N. Navab and V. Lepetit: “Multimodal Templates for Real-Time Detection of Texture-less Objects in Heavily Cluttered Scenes,” *Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 858–865, 2011.
- [7] Richard E. Fikes and Nils J. Nilsson: “STRIPS: A NEW APPROACH TO THE APPLICATION OF THEOREM PROVING TO PROBLEM SOLVING,” *Proceedings of the 1971 International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 608–620, 1971.
- [8] 長濱虎太郎, 笹渕一宏, 矢口裕明, 稲葉雅幸: “等身大人型ロボットプラットフォームを用いた農作業支援への取り組み -トマロボット競技会への参加を通して-”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会’16 講演論文集, pp. 2P2-17a1(1)–2P2-17a1(4), 2016.